
Neutrosophic Computing and Machine Learning , Vol. 8, 2019
University of New Mexico




# Algoritmo para determinar y eliminar nodos neutrales en Mapa Cognitivo Neutrosófico

**Omar Mar Cornelio[1], Iván Santana Ching[2] and Jorge Gulín Gonzales[3]**

[1]Máster en Informática Aplicada, profesor e investigador Auxiliar del Centro de Estudio de Matemática Computacional, Universidad de las Ciencias Informáticas. E-mail: omarmar@uci.cu
[2]Doctor en Ciencias Técnicas, profesor Titular Facultad de Eléctrica, Universidad Central ¨Marta Abreu¨ de las Villas. E-mail: ching@uclv.edu.cu
[3]Doctor en Física, profesor Titular del Centro de Estudio de Matemática Computacional, Universidad de las Ciencias Informáticas. E-mail: gulin@uci.cu

**Resumen**. Los Mapa Cognitivo Neutrosófico (MCN) son una técnica que consiste en representar las relaciones causales de diferentes conceptos. El análisis estático en MCN permite determinar los pesos de los nodos que conforman el mapa. Sin embargo, es posible que existan agrupaciones de relaciones causales que en su integración no influyan significativamente en el comportamiento del resto de los conceptos, considerándose la presencia de nodos neutros. La presente investigación describe una solución a la problemática planteada a partir de la implementación de un algoritmo para la determinación y eliminación de los nodos neutros. El algoritmo propuesto basa su procesamiento en el coeficiente de concordancia de Kendall para determinar si existe diferencia significativa en la lista de nodos existentes. Se aplicó un estudio de caso como escenario de implementación de la propuesta, sobre las relaciones causales existentes en las habilidades profesionales de los Ingenieros Automáticos. Se determinó en su aplicación, la existencia de un nodo sin importancia para su eliminación, representándose el nuevo MCN resultante.

**Palabras claves:** Mapa Cognitivo Neutrosófico, relaciones causales, algoritmo estadístico, eliminación de nodos.

## 1 Introducción

En el contexto académico para realizar el diagnóstico de un estudiante al enfrentarse a un proceso evaluativo debe ser capaz de realizar un conjunto de operaciones lógicas para la resolución de un problema. El resultado de la problemática está condicionado al grupo de relaciones causales que intervienen en el proceso tal que: Para resolver la problemática *A*, implica el razonamiento de los conceptos (*B*, *C*, *D*).

Razonamientos de esta naturaleza, han sido abordados en la literatura científica a partir de la aplicación de técnicas de inteligencia artificial mediante grafos dirigidos, conformándose los Mapas Cognitivos Mapa Cognitivo Neutrosófico (MCN)[1], [2]. La causalidad puede ser expresada mediante tres condiciones [3],[4, 5]:

1. El concepto *A* puede implicar positivamente el concepto *B* de modo que, si *A* incrementa, *B* incrementa según el nivel de implicación entre los conceptos.
2. El concepto *A* pude implicar negativamente el concepto *B* de modo que, si *A* disminuye, *B* disminuye según el nivel de implicación entre los conceptos.
3. El concepto *A* no posee implicación con el concepto *B* de modo que las variaciones de *A* no implican a *B*.

Para la tercera condición de la causalidad, estamos en presencia de un nodo cuya capacidad de implicación es neutral [6], [7]. Sin embargo, al poseer una capacidad de implicación neutral introduce en el proceso de inferencia un conjunto de operaciones y procesamientos innecesarios. En problemas donde intervienen un grupo elevado de relaciones causales resulta un procesamiento ineficiente. La presente investigación, tiene como objetivo el diseño de un algoritmo para identificar y eliminar nodos neutrales en MCN.

## 2 Materiales y métodos

La propuesta del algoritmo basa su funcionamiento a partir del análisis estático en MCN [8], [9]. El análisis estático permite extraer un conjunto de informaciones que presentan utilidad sobre las relaciones causales. A partir de este procesamiento el algoritmo propuesto extrae conocimiento oculto hasta el momento[10], [11]. El algoritmo

posee un flujo de trabajo destinado a garantizar el objetivo planteado. La figura 1 muestra el flujo de trabajo definido.

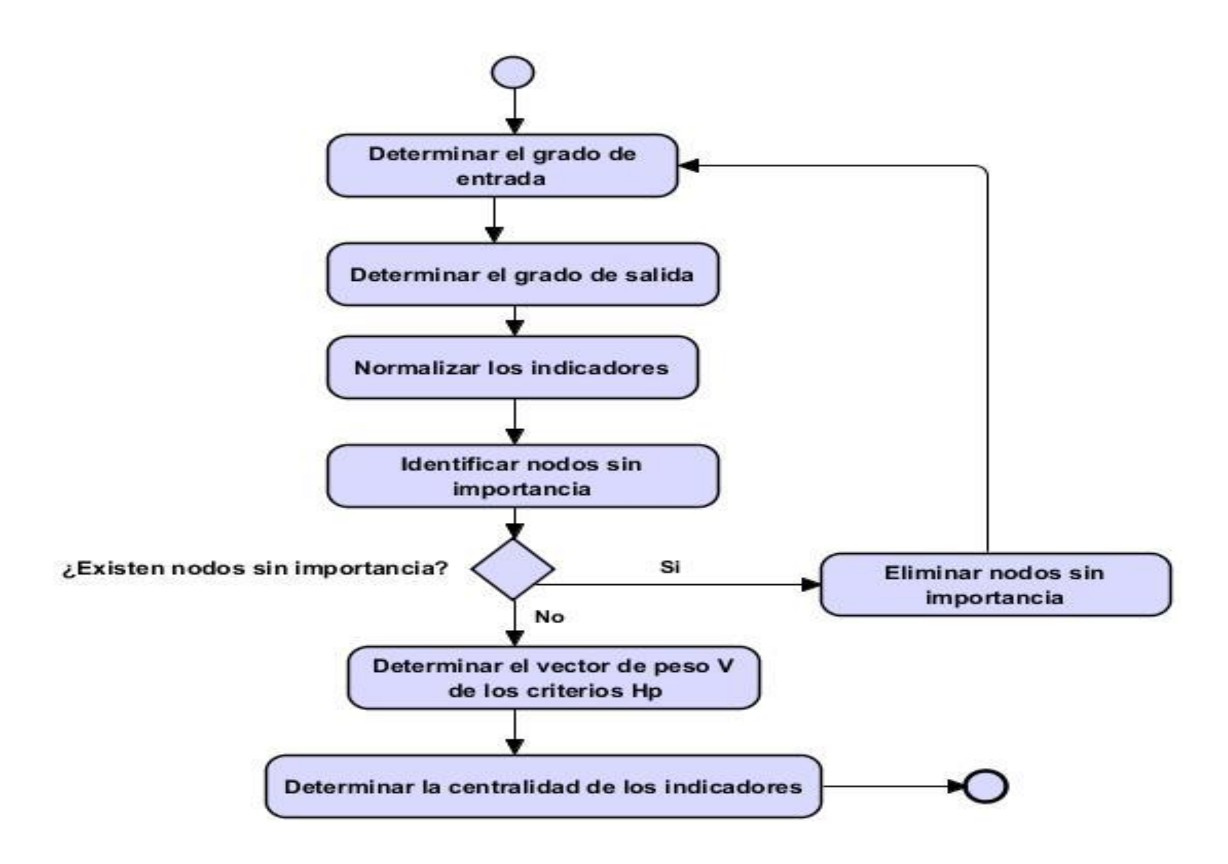



**Figura 1:** Flujo de trabajo para eliminar nodos neutrales

A continuación, se describe el flujo de trabajo definido:

1. Determinar el grado de entrada: la actividad consiste en determinar el grupo de valores que representan la naturaleza de entrada. El grado de entrada es obtenido a partir del comportamiento reflejado en la matriz de adyacencia.
2. Determinar el grado de salida: el grado de salida representa la actividad que permite obtener los parámetros atribuidos a los valores relativos del comportamiento de las habilidades profesionales.
3. Normalización de los indicadores: durante el proceso de obtención del grado de entrada y el grado de salida se obtienen los vectores $\in \neq [0,1]$, la normalización de los indicadores consiste en representar los vectores correspondientes en una escala nominal de valores $\in = [0,1]$, [8].
4. Identificar nodos sin importancia: la identificación de nodos sin importancia parte del ordenamiento de las habilidades profesionales, permite conocer si existe algún nodo con debilidad causal, este paso representa la precondición para la actividad eliminar nodos sin importancia.
5. Eliminar nodos sin importancia: a partir del nivel de importancia determinado en la actividad anterior. Se compara con un determinado umbral utilizando métodos estadísticos y se determina si un nodo puede ser eliminado sin afectar significativamente el conocimiento del mapa cognitivo neutrosófico agregado, resultante del conocimiento de los expertos.
6. Determinar el vector de peso: a partir de la actividad de normalización se determina el vector de peso $\boldsymbol{V}$ atribuido a la importancia de las habilidades y es utilizado posteriormente en otras etapas del modelo.
7. Determinar la centralidad de los indicadores: permite determinar qué tan fuertemente está relacionado un

nodo con respecto a otro a partir de sus conexiones directas.

El grado de entrada (*Id*) representa un arreglo de valores que expresa una función de comparación de un indicador $H_i$ respecto al resto de los indicadores $H_j$ tal que $H_j$ expresa el desplazamiento vertical sobre los elementos recorridos por $_j$, se obtiene mediante la siguiente ecuación [12].

$$id_i = \sum_{i=1}^{n} \|H_{ji}\| \quad (1)$$

El grado de salida (o*d*) representa por su parte un arreglo de valores que expresa una función de comparación de un indicador $H_j$ respecto al resto de los indicadores $H_i$ tal que $H_i$ expresa el desplazamiento horizontal sobre los elementos recorridos por $_i$, se obtiene mediante la siguiente ecuación [13], el grado de salida representa un vector de peso atribuido a los conceptos H.[14]

$$od_i = \sum_{i=1}^{n} \|H_{ij}\| \quad (2)$$

La normalización de los indicadores tiene lugar a partir de que los valores obtenidos mediante $Od_i, Id_i$, representan vectores que no se encuentran en un dominio de valores discreto $\in \neq$ [0,1]. La normalización es representada mediante un función promedio tal que $Od_i, Id_i \in \mathbb{R}, 0 \leq \text{Od} \leq 1$. En la presente investigación el autor propone un algoritmo basado en métodos estadísticos a partir del coeficiente de Kendall para determinar la existencia de nodos neutros representados en la Figura 2.

*Nombre: Algoritmo para determinar la existencia de nodos sin importancia.*
Entrada:
*Grado de salida $Odn$ normalizado*
Salida:
*Existencia de indicadores sin importancia*
*Los N indicadores neutrales*
Inicio
P1
1. Para cada indicador de grado de salida normalizado, ordenar descendentemente $Z(Odn_1, \ldots, Odn_r) = \sum_{i=1}^{r} X_j$

P2

2. Se determina la desviación de la media S , obtenida de los Odn,
3. Se determina el vector de concordancia de Kendall $W = \frac{S}{\frac{O^2(Y^3 - Y)}{Y}}$
4. Se calcula el *Chi* cuadrado real $X^2 = O(Y-1)W$
5. Se compara $Cmp = X^2 real < X^2(\alpha, c-1)$,

ENTONCES
Si Cmp es verdadero existe concordancia.
Ir a Fin

P3
SINO
Eliminar $Odn_{n-1}$

6. Retorno P2

Fin

**Figura 2**: Algoritmo para determinar nodos sin importancia.

Para indicar la existencia de nodos neutrales se realiza el ordenamiento de los nodos donde se obtiene una función Z con el nivel de importancia ordenada de las habilidades profesionales.

$$Z(Odn_1, \dots, Odn_r) = \sum_{i=1}^{r} X_j \quad (3)$$

Donde:
$Odn$: representa el valor del grado de salida normalizado
$X_j$: es el j-esimo más grande de los $Odn$
Utilizándose métodos estadísticos se determina la existencia de nodos sin importancia para ellos se empleó el coeficiente de Kendall. A continuación se formaliza el procedimiento utilizado [15], [16]:

- Sea $O$ el número de habilidades profesionales y $Y$ el valor numérico utilizado para expresar el orden de la matriz de adyacencia agregada para representar el conocimiento ideal de los expertos que intervienen en el proceso.
- $S$ la desviación de la media obtenida de los $Odn$, que posteriormente se eleva al cuadrado para obtener la dispersión.

Entonces:

$$W = \frac{S}{\frac{O^2(Y^3 - Y)}{Y}} \quad (4)$$

Donde:
$W$ : representa el vector de concordancia de Kendall
A partir del vector de concordancia de Kendall se calcula el *Chi* cuadrado real

$$X^2 = O(Y-1)W \quad (5)$$

Se compara el *Chi* cuadrado real calculado con el que se obtiene de la Tabla de Distribución *Chi* cuadrado, se toma $1 - \alpha = 0{,}99$ donde $\alpha = 0{,}01$ es el error permisible.

Si se cumple que $X^2 real < X^2(\alpha, c-1)$ puede decirse que no existen nodos sin importancia. Si existen nodos sin importancia, se extrae el último elemento y se repite el proceso para determinar la concordancia en los indicadores y se cuentan los elementos extraídos.

Después del proceso de normalización se alcanza el vector de peso $V$ de los indicadores. El vector representa los valores absolutos atribuidos a las habilidades que son obtenidos a partir del grado de salida normalizado.

Una vez extraído los parámetros obtenidos con el grado de salida $Od$ y el grado de entrada $Id$ es posible obtener la centralidad $C$ de los indicadores [17], [18].

$$C_i = od_i + id_i \quad (6)$$

## 3 Resultados y discusiones

En la presente sesión se muestra un ejemplo práctico de la aplicación del algoritmo propuesto para diagnosticar habilidades de estudiantes. Se parte de un grupo de habilidades propuestas en la literatura científica para la carrera de Ingeniería en Automática de las cuales se posee sus relaciones causales [19].[20]

### 3.1 Descripción del escenario de implementación

El diagnóstico de habilidades en plataformas que utilizan aprendizaje electrónico y específicamente en los Sistemas de Laboratorios a Distancia, supone un problema de clasificación a solucionar debido al grado de incertidumbre presente el proceso.

Cuando se presentan un conjunto de prácticas de laboratorios que pueden ser desarrolladas por un grupo de estudiantes, los que a su vez requieren de un conjunto de habilidades profesionales para poder realizarlas, se requiere clasificar si los estudiantes pueden realizar o no la práctica apoyado en su base de conocimiento.

A partir de la selección de conjunto de habilidades H= $\{H_1, \dots H_r\}$ compuesta por:
H1: Obtener modelos matemáticos dinámicos de sistemas físicos sencillos por vía analítica.
H2: Analizar sistemas de control no lineales simples mediante la elaboración de modelos matemáticos a partir de los datos de sus parámetros y estructura.

H3: Aplicar técnicas de identificación en los dominios del tiempo y la frecuencia para la obtención del modelo matemático de sistemas.
H4: Simular mediante técnicas de computación sistemas físicos.
H5: Elaborar esquemas físicos y en bloques funcionales de sistemas de control.
H6: Validar modelos obtenidos aplicando técnicas de identificación.
H7: Evaluar el comportamiento de sistemas físicos simples mediante técnicas de simulación.
Estas habilidades poseen un conjunto de relaciones causales expresada mediante la matriz de adyacencia $M = M(H_i H_j)$ que representa el valor causal de la función del arco, el nodo $H_i$ que imparta $H_j$ representando un vértice. $H_i$ incrementa causalmente a $H_j$ si $M_{ij} = -1$, y no imparta causalmente sí $M_{ij} = 0$.
Resultado que se expresa mediante la matriz de adyacencia tan como muestra la Tabla1.

| | H1 | H2 | H3 | H4 | H5 | H6 | H7 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| H1 | 0 | 0,75 | 0,71 | 1 | 0,96 | 0,96 | 0,75 |
| H2 | 0,39 | 0 | 0,5 | 1 | 0,5 | 0,96 | 0,5 |
| H3 | 0,32 | 0,92 | 0 | 0,92 | 0,5 | 0,96 | 0,5 |
| H4 | 0,01 | 0,05 | 0,075 | 0 | 0,075 | 0,075 | 0,01 |
| H5 | 0,89 | 0,5 | 0,75 | 0,75 | 0 | 1 | 0,5 |
| H6 | 0,78 | 1 | 0,92 | 0,96 | 0,96 | 0 | 0,5 |
| H7 | 0,25 | 0,75 | 0,75 | 1 | 0,75 | 0,5 | 0 |

**Tabla 1:** Matriz de adyacencia de las relaciones causales entre las habilidades.

A partir de la matriz de adyacencia se obtienen los valores del grado de entrada (Id), grado de salida (od) y la normalización de los indicadores.

El grado de entrada (Id) representa un arreglo de valores que expresa una función de comparación de un indicador $H_i$ respecto al resto de los indicadores $H_j$ tal que $H_j$ expresa el desplazamiento vertical sobre los elementos recorridos por j.

La normalización de los indicadores tiene lugar a partir de que los valores obtenidos mediante $\mathrm{Od_i}, \mathrm{Id_i}$, representan vectores que no se encuentran en un dominio de valores discreto $\in \neq [0,1]$. La normalización es representada mediante un función promedio tal que $Od_i, Id_\mathrm{i} \in \mathbb{R}, 0 \leq \mathrm{Od} \leq 1$, se obtiene como resultado:

| **No** | **Indicadores** | **id** | **od** | **c** |
|---|---|---|---|---|
| 1 | Obtener modelos matemáticos dinámicos de sistemas físicos sencillos por vía analítica | 0,098 | 0,191 | 0,289 |
| 6 | Validar modelos obtenidos aplicando técnicas de identificación | 0,166 | 0,190 | 0,356 |
| 5 | Elaborar esquemas físicos y en bloques funcionales de sistemas de control. | 0,139 | 0,163 | 0,302 |
| 3 | Aplicar técnicas de identificación en los dominios del tiempo y la frecuencia para la obtención del modelo matemático de sistemas. | 0,138 | 0,153 | 0,291 |
| 7 | Evaluar el comportamiento de sistemas físicos simples mediante técnicas de simulación. | 0,103 | 0,149 | 0,251 |
| 2 | Analizar sistemas de control no lineales simples mediante la elaboración de modelos matemáticos a partir de los datos de sus parámetros y estructura. | 0,148 | 0,143 | 0,291 |
| 4 | Simular mediante técnicas de computación sistemas físicos. | 0,209 | 0,011 | 0,220 |

**Tabla 2:** Comportamiento de los indicadores

Para la aplicación del algoritmo propuesto, se realizaron dos iteraciones del experimento diseñado con el objetivo de identificar los nodos con importancia nula.

Declaración del experimento

El experimento está diseñado para comparar la existencia de nodos neutros. Su objetivo es demostrar que, a partir de las relaciones causales de las habilidades seleccionada, existe difieren estadísticamente.

Paso 1. Recolectar los datos y analizarlos con las pruebas estadísticas pertinentes para el experimento uno.

De acuerdo al experimento realizado se comprobó la existencia de diferencia estadística para las 7 habilidades identificadas mediante la prueba no paramétrica de rango con signo Wilcoxon.

Medición

1. Grado de salida de la habilidad
2. Hipótesis de la prueba de Wilcoxon
3. $H_0$: No existe diferencia significativa entre los valores de de las habilidades.
4. $H_1$: Existe diferencia entre entre los valores de las habilidades
5. Regla de decisión: Si P $\geq 0{,}05$ no se rechaza la hipótesis $H_0$.

| Iteración | | N | Z | (Chi-Square) |
|---|---|---|---|---|
| 1 | Grado de salida resultante para 7 habilidades | 7 | 7 | 0,06 |
| 2 | Grado de salida resultante para 6 habilidades | 6 | 6 | 0,75 |

**Tabla 3**: Estadística de muestras relacionadas del experimento.

Los resultados experimentales muestran un $p_valor\ < 0.05$, para la iteración una, tal como se evidencia en la 3. El resto del procesamiento realizado para el experimento se realizó en el estadígrafo SPSS. A partir del análisis de los resultados se determina una diferencia estadística significativa que representa la existencia de nodo sin importancia por lo que se procede a la eliminación el último elemento.

Para la iteración 2 del experimento se obtuvo un $p_valor > 0.05$, tal como se evidencia en la 3. El resto del procesamiento realizado para el experimento se realizó en el estadígrafo SPSS. A partir del análisis de los resultados se determina que no existe diferencia estadística significativa lo que representa que todos los nodos poseen importancia, obteniéndose así la correspondiente matriz de adyacencia que conforma el MCN resultante del proceso.[21]

La figura 3 muestra los MCD antes de la implementación de la propuesta de algoritmo, la figura 4 muestra el MCD resultante después de la eliminación de nodos tal como se experimentó.

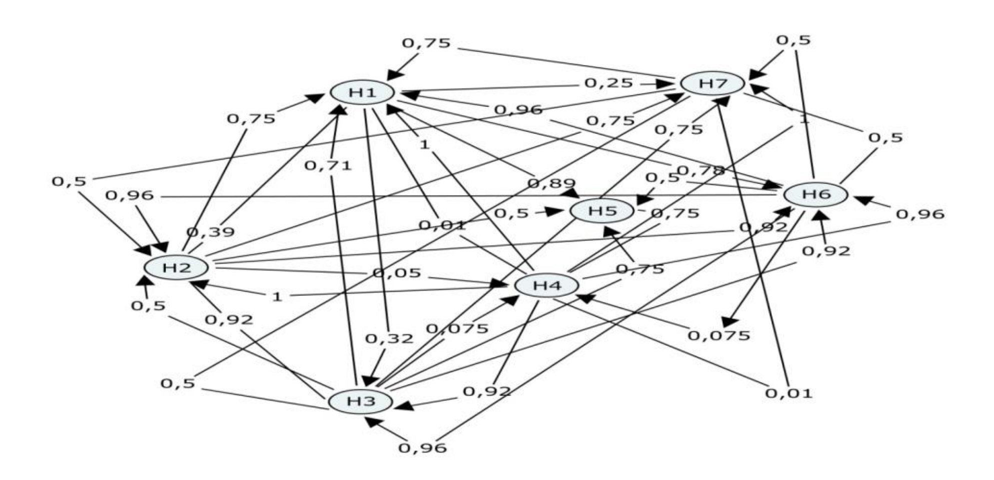



**Figura 3**: Mapa Cognitivo Neutrosófico original.

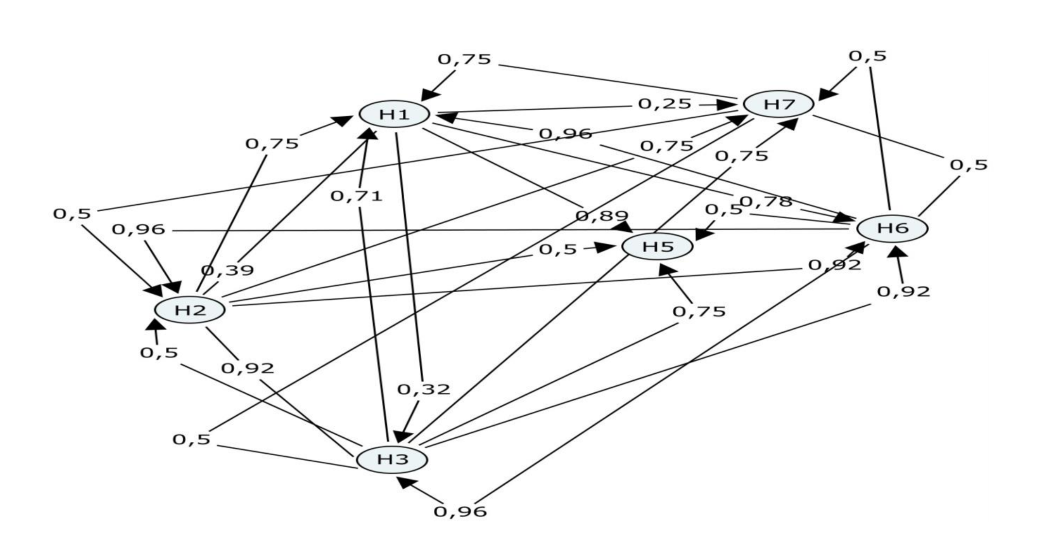



**Figura 4**: Mapa Cognitivo Neutrosófico después de la aplicación del algoritmo.

## Conclusiones

El algoritmo propuesto para la identificación y eliminación de notos sin importancia, basa su funcionamiento sobre métodos estadísticos.

La implementación de métodos estadísticos permitió la determinación y eliminación de nodos neutrales, aumentándose la precisión de las relaciones causales y la generación del nuevo Mapa Cognitivo Neutrosófico resultante.

## Referencias

[1] Leyva, M., *Modelo de ayuda a la toma de decisiones basado en Mapas Cognitivos Difusos*. 2013, Universidad de las Ciencias Informáticas. p. 1-132.

[2] Pérez, K., *Modelo de proceso de logro de consenso en mapas cognitivos difusos para la toma de decisiones en grupo*, in *Facultad 4*. 2014, Universidad de las Ciencias Informáticas.

[3] Martínez, F., *Aplicaciones al modelo conexionista de lenguaje y su aplicación al reconocimiento de secuencias y traducción automática*, in *Universidad Poloténica de Valencia*. 2012.

[4] Bello R, et al., *Modelo para el análisis estático en grafos difusos basado en indicadores compuestos de centralidad.* Revista Cubana de Ciencias Informáticas, 2015. **9**(2): p. 52-65.

[5] Hernández, N.B., et al., *Competencia de emprendimiento como sustento de la formación integral e inserción social del estudiante.* Revista Órbita Pedagógica. ISSN 2409-0131, 2017. **4**(3).

[6] Smarandache, F., *Neutrosophic Precalculus and Neutrosophic Calculus: Neutrosophic Applications*. 2015: Infinite Study.

[7] Plazarte, P. and K.E. Arauz González, *Prototipo de una página Web mediante Jupyter para evaluar la morbimortalidad post-sísmica utilizando un modelo híbrido de redes neuronales y neutrosofía, caso de estudio: víctimas del terremoto ocurrido en el cantón Pedernales año 2016*. 2019, Universidad de Guayaquil Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas Carrera ….

[8] Choez, G.G.O., M.A.M. Calderón, and W.A.O. Choez, *Análisis de interrelaciones en las competencias de los ingenieros en sistemas, mediante el empleo de mapas cognitivos difusos.* Opuntia Brava, 2017. **9**(3): p. 131-138.

[9] Vera-Mora, G., et al., *Mapas cognitivos borrosos para el análisis de modelos mentales.* Revista ESPACIOS, 2018. **39**(15).

[10]Vázquez, M.Y.L., et al., *Mapas cognitivos difusos para la selección de proyectos de tecnologías de la información.* Contaduría y administración, 2013. **58**(4): p. 95-117.

[11]Méndez, B.E.P., et al., *Propuesta de un Tutor Cognitivo semi-automatizado con gamificación e interfaces tangibles para álgebra.* Campus Virtuales, 2018. **7**(1): p. 63-80.

[12]Maridueña Arroyave, M.R., M. Leyva Vazquez, and A. Febles Estrada, *Modelado y análisis de indicadores de ciencia y tecnología mediante mapas cognitivos difusos.* Ciencias de la Información, 2016. **47**(1).

[13]Vasquez, M.Y.L., et al., *A model for a cardiac disease diagnosis based on computing with word and competitive fuzzy cognitive maps.* Revista de la Facultad de Ciencias Médicas de la Universidad de Guayaquil, 2018. **19**(1).

[14]VÁZQUEZ, M.L., N.B. HERNANDEZ, and F. SMARANDACHE, *MÉTODOS MULTICRITERIOS PARA DETERMINACIÓN DE LA EFECTIVIDAD DE LA GESTIÓN PÚBLICA Y EL ANÁLISIS DE LA TRASPARENCIA*. Infinite Study.

[15]Gonzales, M., et al., *Concordancia entre las técnicas de hemaglutinación indirecta e inmunoabsorción ligado a enzimas en el diagnóstico de toxoplasmosis porcina.* Revista de Investigaciones Veterinarias del Perú, 2019. **30**(1): p. 357-363.

[16]Cardemil, F., *Análisis de comparación y aplicaciones del método de Bland-Altman:¿ concordancia o correlación?* Medwave, 2017. **17**(01).

[17]Salmeron, J., *Augmented fuzzy cognitive maps for modeling LMS critical success factors.* Knowledge-Based Systems, 2009. **22** (4): p. 275-278.

[18]Mar, O., I. Santana, and J. Gulín, *Competency assessment model for a virtual laboratory system and distance using fuzzy cognitive map.* Revista Investigación Operacional 2017. **38**(2): p. 170.178.

[19]Mar, O. and J. Gulín, *Modelo para la evaluación de habilidades profesionales en un sistema de laboratorios a distancia.* Revista científica, 2018. **3**(33): p. 332-343.

[20]Hernández, N.B., et al., *Validation of the pedagogical strategy for the formation of the competence entrepreneurshipin high education through the use of neutrosophic logic and Iadov technique.* Neutrosophic Sets & Systems, 2018. **23**.

[21]Hernandez, N.B. and J.E. Ricardo, *Gestión empresarial y posmodernidad*. 2018: Infinite Study.